

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ОЦЕНКИ КОСТНОГО ВОЗРАСТА В РОССИЙСКОЙ МЕДИЦИНЕ: ОПЫТ ХАКАТОНА (ИТОГИ РАЗРАБОТКИ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ)

3.1.25 - Лучевая диагностика
(медицинские науки)

*Резников Д.Н.¹, Кулиговский Д.В.¹, Воронцова И.Г.^{2,3}, Магомедова З.М.^{3,4}, Медведев К.Э.¹,
Петрайкин А.В.¹, Петрайкина Е.Е.^{2,5,6}, Ерижиков Р.А.^{1,4}, Омелянская О.В.¹, Владимирский А.В.¹,
Васильев Ю.А.¹

¹ГБУЗ города Москвы «Научно-практический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗМ» (ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»)

²Российская детская клиническая больница - филиал ФГАОУ ВО «Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова» МЗ РФ (РДКБ - филиал ФГАОУ ВО РНИМУ им. Н.И. Пирогова МЗ РФ)

³ГБУЗ города Москвы Городская клиническая больница №1 им. Н.И. Пирогова ДЗМ (ГКБ №1 им. Н.И. Пирогова)

⁴ФГАОУ ВО Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова МЗ РФ (Сеченовский Университет)

⁵ГБУЗ города Москвы «Морозовская детская городская клиническая больница ДЗМ»

⁶ФГАОУ ВО «Российский Национальный Исследовательский Медицинский Университет им. Н.И. Пирогова» МЗ РФ

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:

- костный возраст
- искусственный интеллект
- нейронные сети
- рентгенография кисти
- педиатрия
- лучевая диагностика
- орфанные заболевания

АННОТАЦИЯ:

В данном исследовании рассматриваются актуальные вопросы оценки костного возраста по рентгенограмме кисти, что имеет особое значение для диагностики и контроля лечения ряда орфанных заболеваний, таких как преждевременное половое созревание центрального генеза (гонадотропинзависимое, E22.8) для которого характерно раннее закрытие зон роста, что способствует низкорослости, ахондроплазия (Q77.4) и ряда других. Наиболее распространённые методики определения костного возраста, такие как Метод Таннера-Уайтхауза и Атлас Грейлиха-Пайла, были разработаны более 50 лет назад на основе данных детей из других стран, что вызывает вопросы их применимости к российской популяции. Кроме того, важность адаптации методик и разработка новых автоматизированных решений для оценки костного возраста в России особенно актуальны в условиях растущего интереса к применению технологий искусственного интеллекта. В рамках исследования был проведён хакатон (соревнование по разработке компьютерных программ за определенное время) с целью разработки отечественного алгоритма для оценки костного возраста с использованием ИИ, что может существенно улучшить диагностику и мониторинг орфанных заболеваний. Следует отметить, что формирование скелета, темпы закрытия зон роста и минерализация костного матрикса имеет значение для формирования пиковой костной массы, что в свою очередь определяет динамику ее снижения и развития остеопороза в пожилом возрасте. Точное определение костного возраста важно для корректной интерпретации данных костной денситометрии у детей.

Для цитирования. Резников Д.Н., Кулиговский Д.В., Воронцова И.Г., Магомедова З.М., Медведев К.Э., Петрайкин А.В., Петрайкина Е.Е., Ерижиков Р.А., Омелянская О.В., Владимирский А.В., Васильев Ю.А. «ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ОЦЕНКИ КОСТНОГО ВОЗРАСТА В РОССИЙСКОЙ МЕДИЦИНЕ: ОПЫТ ХАКАТОНА (ИТОГИ РАЗРАБОТКИ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ)». Ж. ДИАГНОСТИЧЕСКАЯ И ИНТЕРВЕНЦИОННАЯ РАДИОЛОГИЯ. 2024, 18(5): 6–14.

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR BONE AGE ASSESSMENT IN RUSSIAN MEDICINE: EXPERIENCE OF A HACKATHON (RESULTS OF ALGORITHM DEVELOPMENT FOR MEDICAL DIAGNOSTICS)

*Reznikov D.N.¹, Kuligovsky D.V.¹, Vorontsova I.G.², Magomedova Z.M.^{3,4}, Medvedev K.E.¹,
Petryaikin A.V.¹, Petryaikina E.E.^{2,5,6}, Erizhokov R.A.^{1,4}, Omelyanskaya O.V.¹, Vladzimirskiy A.V.¹,
Vasilev Yu.A.¹

¹SBFHCI of Moscow City «Research and Practical Clinical Center for Diagnostics and Telemedicine Technologies of the Moscow Health Care Department»

²Russian Children's Clinical Hospital - Branch of the FSAEI of HE «N.I. Pirogov Russian National Research Medical University» of the Ministry of Health of the Russian Federation (RDKB - Branch of FGBOU VO RNIH im. N.I. Pirogov of the Ministry of Health of Russia)

³SBHI of Moscow City Clinical Hospital № 1 named after N.I. Pirogov of the Moscow City Health Department (GKB № 1 named after N.I. Pirogov)

⁴FSAEI of HE First Moscow State Medical University named after I.M. Sechenov of the Ministry of Health of the Russian Federation (Sechenov University)

⁵SBHI of Moscow «Morozov Children's City Clinical Hospital of the Moscow City Health Department»

⁶FSAEI of HE «N.I. Pirogov Russian National Research Medical University» of the Ministry of Health of the Russian Federation

KEY-WORDS:

- bone age
- artificial intelligence
- neural networks
- hand radiography
- pediatrics
- radiological diagnostics
- orphan diseases

ABSTRACT:

This study addresses relevant issues of bone age assessment based on hand radiographs, which is particularly important for the diagnosis and treatment monitoring of several orphan diseases, such as central precocious puberty (gonadotropin-dependent, E22.8), characterized by early closure of growth zones, contributing to short stature, achondroplasia (Q77.4), and others. The most widely used methods for determining bone age, such as the Tanner-Whitehouse method and the Greulich-Pyle Atlas, were developed over 50 years ago based on data from children in other countries, raising questions about their applicability to the Russian population. Furthermore, the importance of adapting methodologies and developing new automated solutions for bone age assessment in Russia is especially relevant given the growing interest in the application of artificial intelligence technologies. As part of the study, a hackathon (a competition for developing computer programs within a limited timeframe) was conducted to create a domestic algorithm for bone age assessment using AI, which could significantly improve the diagnosis and monitoring of orphan diseases. It should be noted that skeletal formation, rates of closure of growth zones, and the mineralization of the bone matrix are crucial for establishing peak bone mass, which, in turn, determines the dynamics of its decline and the development of osteoporosis in older age. Accurate determination of bone age is essential for the correct interpretation of bone densitometry data in children.

Введение

Определение костного возраста по рентгенограмме кисти является ключевым инструментом в таких областях медицины, как эндокринология, травматология, судебно-медицинская экспертиза и спортивная медицина [1-4]. В эндокринологии это позволяет диагностировать и контролировать лечение заболеваний, связанных с нарушениями роста, таких как гипопитуитаризм, акромегалия, скелетная дисплазия, например ахондроплазия [4,5]. В травматологии костной возраст важен для планирования операций, таких как лечение антеромедиальной нестабильности коленного сустава, а также для проведения оппортунистического скрининга патологий роста [2], в судебно-медицинской экспертизе оценка костного возраста помогает идентифицировать личность [1].

Наиболее распространённые методики определения костного возраста, такие как Метод Таннера-Уайтхауса и Атлас Грейлиха-Пайла, были разработаны более 50

лет назад на данных детей из других стран [6]. Исследования показывают, что их применение к популяциям, отличным от изначально изученных, может быть неточным [3,7-9]. В отечественных таблицах Жуковского и Бухмана также не установлены стандартные отклонения, что вызывает интерес у исследователей. В России данные о костном возрасте детей остаются ограниченными, что ставит под сомнение применимость существующих методик.

В условиях растущего интереса к использованию искусственного интеллекта (ИИ) в медицинской визуализации, разработка новых алгоритмов для оценки костного возраста стала важной задачей. Зарубежные исследования показали, что ИИ может повысить чувствительность, специфичность и эффективность работы врача [10-15]. В России подобные решения отсутствуют, что делает исследования в этой области особенно актуальными.

Следует отметить, что корректное определение костного возраста актуально для корректировки результатов денситометрии у детей в случае их значимого отклонения роста-весовых и антропометрических показателей от средних для хронологического возраста. Для этого применяется замена хронологического возраста костным [16]. Корректное определение минеральной плотности кости у детей важно для постановки диагноза «остеопороз» у ребенка вкупе с фактом низкоэнергетических переломов [17].

Необходимость адаптации существующих методик к российской популяции, разработке автоматизированных решений для оценки костного возраста, а также сборе данных для обучения ИИ подчеркивают важность проведения дальнейших исследований. Это особенно актуально в контексте диагностики орфанных заболеваний, где точное определение костного возраста может существенно повлиять на своевременность и точность диагностики и лечения.

Немаловажным клиническим применением широкого применения алгоритмов ИИ

В связи с этим, в рамках IV Открытой конференции молодых ученых НПКЦ диагностики и телемедицины, прошедшей 3-4 апреля 2024 года, был организован хакатон с целью создания отечественного алгоритма для определения костного возраста на основе ИИ.

Хакатоны (от англ. Hackathon hacker «хакер» и marathon «марафон»): соревнование для разработчиков программного обеспечения (ПО), во время которого специалисты решают какую-либо проблему за фиксированное время. Данная специфическая форма состязаний программистов в медицине развивается с внедрением технологий искусственного интеллекта, обычно проводится в рамках медицинских форумов и конференций. В частности, в 2018 году в США в рамках конгресса RSNA (Radiological Society of North America) был проведен хакатон по разработке ПО с использованием открытого набора данных по костному

возрасту. Однако за прошедшее время инструменты и технологии разработки ИИ стали доступнее и совершеннее.

Цель исследования: разработать и оценить эффективность нейросетевых моделей для автоматизированного определения костного возраста по рентгенограммам кистей у детей российской популяции, сравнить их с традиционными методиками и определить возможности их внедрения в клиническую практику.

Материал и методы

1. Консервативные методики оценки костного возраста:

- **Атлас Грейлиха и Пайла:** метод основан на сравнении рентгенограмм кисти с эталонными изображениями для определения степени развития костей.
- **Таблица Жуковского и Бухмана:** отечественная методика, позволяющая оценить костный возраст по определенным критериям развития костей кисти.

2. Наборы данных [18]:

- **Набор данных RSNA:** содержит 12 661 изображение прямой рентгенографии кисти (6 833 мальчиков, 5 778 девочек; возраст от 1 до 228 месяцев, средний возраст 127 месяцев). Формат: png. Использовался для обучения и валидации нейросетевых моделей.
- **ЕРИС (Единый Радиологический Информационный Сервис) ЕМИАС (Единая Медицинская Информационно Аналитическая Система):** выборка из 110 рентгенограмм кисти прямой проекции (57 мальчиков, 53 девочки в возрасте от 2 до 18 лет). Изображения представлены в формате DICOM и анонимизированы.

3. Инструменты и библиотеки:

- Использовались Python и библиотеки TensorFlow, PyTorch, Keras, OpenCV, scikit-learn, NumPy, Matplotlib для обработки изображений и создания нейросетевых моделей.



Рис. 1. Карта внимания, полученная с помощью метода gradcam командой №1. Показаны зоны, на основе которых нейросеть принимала решение.



Рис. 2. Пример разработанного командой № 2 интерфейса программного обеспечения:
Пол пациента: мужчина
Костный возраст: 26 лет
Расхождение между костным и реальным возрастом составляет: Разницу невозможно посчитать
Методика: Атлас Грейлиха и Пайл (GP).

Результаты

Команда №1

Разработаны модели определения костного возраста на основе ResNet (**рис. 1**), с акцентом на ResNet18Gender, которая учитывает пол пациента. Обучающая и валидационная выборки включали 10 248 снимков, а тестовая - 3 153 снимка. Применялись аугментация, нормализация и изменение размеров изображений до 224×224 пикселей. Основной метрикой была средняя абсолютная ошибка (MAE): для ResNet18 без учёта пола - 11,69 месяца, для ResNet18Gender - 10,86 месяца. Учёт пола пациента улучшил точность модели. Архитектура ResNet18Gender менее ресурсоёмкая, что облегчает её внедрение.

Команда №2

Для решения поставленной задачи - разработки ПО (**рис. 2**) для определения костного возраста была использована нейронная сеть на основе EfficientNetB4 с использованием TensorFlow и Keras. Базовая модель была дополнена полносвязными слоями в блоках bboxHead и gender_model; функции активации ReLU для скрытых слоёв и линейная для выходного слоя. Данные предобрабатывались посредством аугментации и нормализации изображений. Обучение проводилось при скорости обучения 0,0007, в течение 50 эпох с размером батча 10, используя validation_split и ModelCheckpoint. Модель показала высокую

эффективность в прогнозировании костного возраста: средняя абсолютная ошибка (MAE) составила 0,55 года, точность достигла 85 %, а коэффициент детерминации (R²-score) равнялся 0,92. Применение transfer learning и комбинирование моделей способствовали повышению точности предсказаний. Эти результаты подтверждают потенциал предложенного решения для практического использования в медицинской диагностике.

Обсуждение

Сравнение подходов команд

Все команды внесли значительный вклад в разработку методов автоматизированного определения костного возраста. **Команда №1** продемонстрировала важность сокращения сложности задачи и повышения интерпретируемости моделей и подчеркнула значение учёта демографических данных, таких как пол пациента, для улучшения точности. **Команда №2** достигла наилучших результатов благодаря использованию мощной архитектуры и дополнительных методов оптимизации.

Применение алгоритма на клинических данных из ЕРИС ЕМИАС

Важным достижением **Команды №1** стало тестирование их модели на клинических данных из ЕРИС ЕМИАС в формате dicom (решение поддерживает на вход данные двух форматов png и dicom). Это позволило оценить практическую применимость разработанного алгоритма в российских условиях и сравнить его результаты с традиционными методиками, такими как Атлас Грейлиха и Пайла и таблица Жуковского и Бухмана.

Результаты тестирования на данных ЕРИС ЕМИАС показали, что нейросетевая модель способна предоставлять сопоставимые с традиционными методами оценки костного возраста результаты. Однако несколько более высокие значения RMSE и меньшая корреляция с хронологическим возрастом указывают на необходимость дообучения модели на местных данных и адаптации к особенностям российской популяции.

Результаты оценки костного возраста, проведенные **командой №1** с использованием разработанного программного обеспечения, показали среднее абсолютное отклонение (MAE) в 21,41 месяца. Для сравнения, **Методика №1** Таблица Жуковского и Бухмана продемонстрировала MAE в 17,43 месяца, а **Методика №2** Атлас Грейлиха и Пайла - 18,08 месяца.

Таким образом, среднее отклонение программного обеспечения оказалось выше, что указывает на необходимость дальнейшей оптимизации модели для повышения её точности в оценке костного возраста.

В ходе тестирования моделей команды №1 на 110 рентгенографических снимках из ЕРИС ЕМИАС были получены следующие значения коэффициента корреляции Пирсона для трёх методов определения костного возраста (**рис 3**).

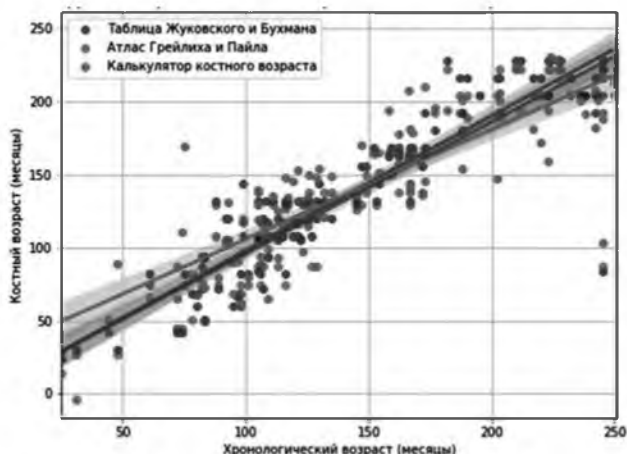
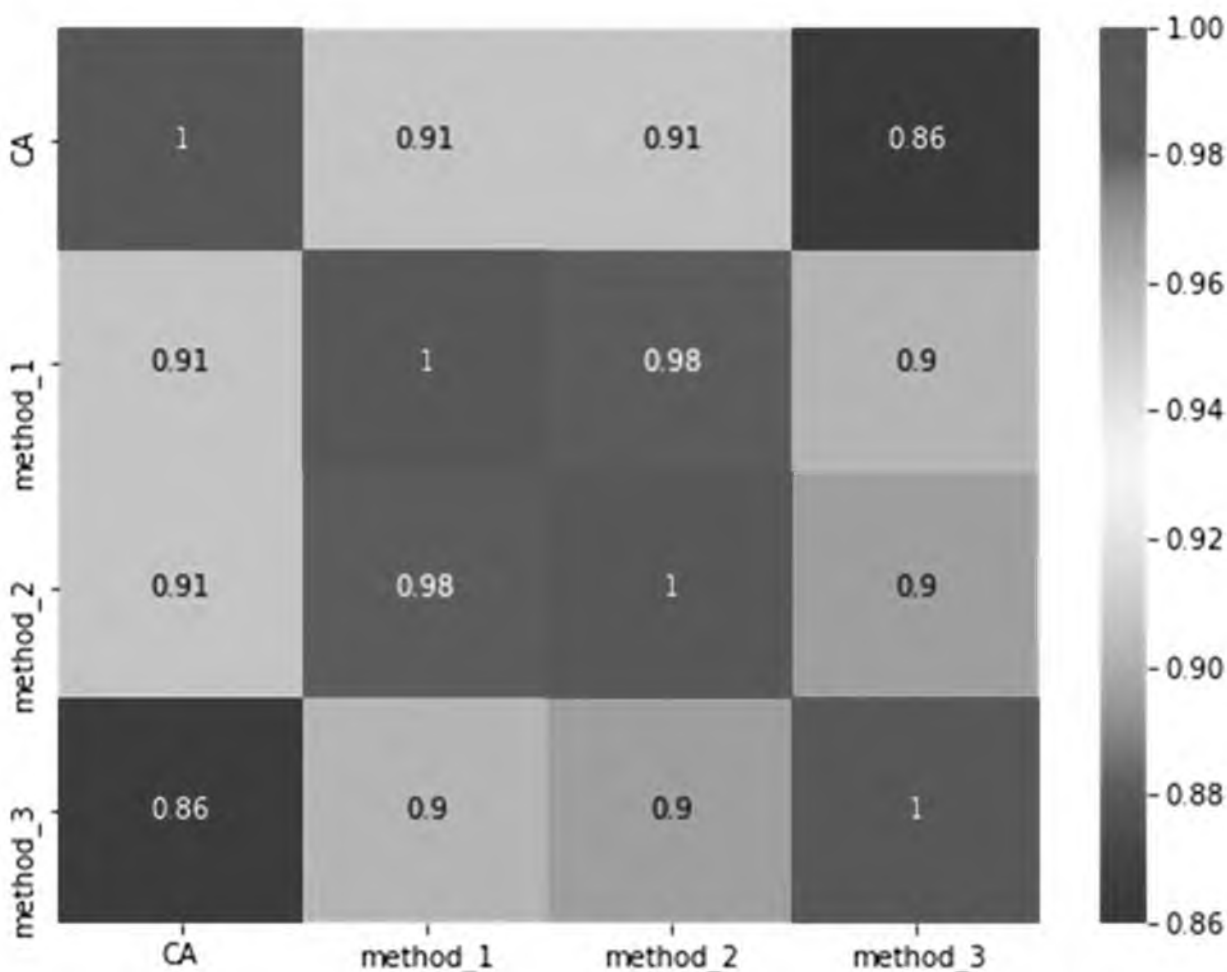


Рис. 3. Сравнение результатов определения костного возраста на выборке ЕРИС (110 пациентов), выполненный командой № 1. Визуально показано хорошее соответствие облака точек - пар значений для трех методов и близкое расположение линий регрессий для трех методов.

Анализ корреляции различных методик оценки костного возраста наглядно представлен на рисунке 3. Коэффициенты корреляции отражены в таблице 1 - корреляционной матрице. Метод 1 (таблица Жуковского и Бухмана) показал корреляцию с хронологическим возрастом на уровне 0,91, что указывает на высокую степень точности прогноза. Метод 2 (Атлас Грейлиха и Пайла) продемонстрировал коэффициент корреляции 0.91, что также указывает на высокую точность. Метод 3 (Калькулятор костного возраста - алгоритм ИИ), использующий нейросетевую архитектуру, показал корреляцию 0.86, что также свидетельствует о сильной зависимости, но несколько уступает первым двум методам.

Таблица 1. Корреляционная матрица методов и хронологического возраста. CA - хронологический возраст; Метод 1 (таблица Жуковского и Бухмана); Метод 2 (Атлас Грейлиха и Пайла); Метод 3 (Калькулятор костного возраста - алгоритм ИИ)



Результаты статистического анализа RM-ANOVA

Для оценки различий между методами определения костного возраста был проведён дисперсионный анализ с повторными измерениями (RM-ANOVA). Результаты анализа представлены ниже:

- Статистика F (F Value): 1,6603
- Степени свободы числителя (Num DF): 2
- Степени свободы знаменателя (Den DF): 158
- Р-значение ($Pr > F$): 0,1934

Статистика F отражает отношение межгрупповой вариации к внутригрупповой. Значение $F = 1,6603$ указывает на некоторую степень различий между методами, однако это значение недостаточно велико для подтверждения статистически значимых различий. Р-значение 0,1934 существенно превышает уровень значимости 0,05, что означает невозможность отклонить нулевую гипотезу о равенстве средних значений между методами.

Вывод

Результаты RM-ANOVA показывают, что нет статистически значимых различий между тремя методами оценки костного возраста. Это свидетельствует о том, что все методы дают сопоставимые результаты при сравнении с хронологическим возрастом, и различия между ними не являются существенными.

Парный t-тест

Для детального сравнения пар методов был проведён парный t-тест. Результаты анализа следующие:

- Сравнение метода Эксперта №1 (Таблица Жуковского и Бухмана) и Эксперта №2 (Атлас Грейлиха и Пайла):
 - t-статистика: 3,13
 - Р-значение: 0,0022
- Сравнение метода Эксперта №1 и разработанного программного обеспечения (**Команда №2**):
 - t-статистика: -0,03
 - Р-значение: 0,9756
- Сравнение метода Эксперта №2 и разработанного программного обеспечения (**Команда №2**):
 - t-статистика: -1,34
 - Р-значение: 0,1835

Интерпретация результатов:

- Метод Эксперта № 1 vs. Эксперт № 2: Значение $P\text{-value} = 0,0022$ указывает на статистически значимые различия между методами. Это свидетельствует о существенной разнице в результатах оценки костного возраста между Таблицей Жуковского и Бухмана и Атласом Грейлиха и Пайла.
- Метод Эксперта № 1 vs. Разработанное ПО (Команда №2): $P\text{-value} = 0,9756$ значительно превышает уровень значимости 0,05, что означает отсутствие статистически значимых различий между этими методами. Это говорит о высокой степени

согласованности результатов разработанного ПО с методикой Жуковского и Бухмана.

- Метод Эксперта № 2 vs. Разработанное ПО (Команда №2): $P\text{-value} = 0,1835$ также превышает уровень значимости 0,05, указывая на отсутствие существенных различий между Атласом Грейлиха и Пайла и разработанным ПО.

Обсуждение

Внедрение технологий искусственного интеллекта в лучевую диагностику открывает новые возможности для повышения качества медицинской помощи [19]. Разработанные в ходе хакатона нейросетевые модели демонстрируют перспективы в автоматизации определения костного возраста, что может привести к стандартизации заключений, повышению точности диагностики и снижению нагрузки на врачей.

Проведённый хакатон подтвердил важность и актуальность разработки отечественных ИИ-решений в медицине. Совместные усилия специалистов в области медицины и искусственного интеллекта способны существенно продвинуть отрасль вперёд, обеспечивая более эффективное, своевременное и точное медицинское обслуживание. Дальнейшие исследования и развитие данных технологий могут внести значительный вклад в улучшение здоровья подрастающего поколения и оптимизацию медицинских процессов в целом.

Различные подходы команд показали, что применение нейросетевых технологий в задаче определения костного возраста является перспективным направлением. Высокая точность, достигнутая командами, свидетельствует о потенциале внедрения таких моделей в клиническую практику. Однако для этого необходимо учесть особенности местной популяции, повысить интерпретируемость моделей и обеспечить их доступность для медицинского сообщества.

Разработанные нейросетевые модели демонстрируют потенциал для автоматизации определения костного возраста, но требуют дообучения на данных российской популяции. Учёт демографических данных, таких как пол пациента, существенно повышает точность прогнозирования.

Необходимы дальнейшие исследования и расширение выборки данных для повышения точности и надёжности моделей. Внедрение технологий ИИ в лучевую диагностику может стандартизировать заключения, повысить точность и своевременность диагностики и снизить нагрузку на врачей.

С учётом мировой практики развития патогенетической терапии для пациентов с орфанными заболеваниями, в том числе скелетной дисплазией (ахондроплазией) данное направление в лучевой диагностике является стратегически важным и перспективным.

Проведённый хакатон подтвердил значимость разработанных отечественных решений в области ИИ для медицины и послужил основой для дальнейших исследований.

Вывод

Разработанное командой 1 в ходе проведения хакатона программное обеспечение на основе технологии искусственного интеллекта демонстрирует результаты определения костного возраста по рентгенограммам кистей рук, сопоставимые с традиционными методиками оценки костного возраста (наиболее близки к методике Жуковского Бухмана). Это подчёркивает значительный потенциал разработанного ПО для практического использования в клинической практике и его эффективность надёжность в оценке костного возраста у пациентов детского возраста. Результаты работы программного обеспечения могут быть применены в перспективе для независимой оценки костного возраста у детей с орфанными заболеваниями и

при корректировке данных денситометрических исследований у детей с подозрением на ювенильный остеопороз.

Ограничения данного исследования

- Объём данных: небольшая выборка российских клинических изображений ограничивает обобщение результатов.
- Разнообразие выборки: отсутствие разделения пациентов по состоянию здоровья может влиять на точность моделей.
- Временные рамки: ограниченное время хакатона не позволило провести полноценную оптимизацию моделей.
- Популяционные различия: обучающие данные из другой популяции могут снижать применимость моделей к российским пациентам. ■

Список литературы/References

1. Zinenko YuV. Some problems of the production of forensic medical examinations to establish the age of living persons. *Electronic scientific journal diary of science*. 2021; 5.
<https://doi.org/10.18019/1028-4427-2024-30-1-67-75>
2. Ivanov IaA. Comparison of bone age assessment methods using a hand radiography in patients with active growth plate and anteromedial knee instability. *Genius of Orthopedics*. 2024; 30(1): 67-75.
<https://doi.org/10.3390/Diagnostics13193124>
3. Martín Pérez SE. Precision and accuracy of radiological bone age assessment in children among different ethnic groups: a systematic review. *Diagnostics*. 2023; 13(19).
<https://doi.org/10.4103/2230-8210.145076>
4. Sanctis V. De. Hand x-ray in pediatric endocrinology: skeletal age assessment and beyond. *Indian journal of endocrinology and metabolism*. 2014; 18: 63-71.
[https://doi.org/10.19163/1994-9480-2021-1\(77\)-144-149](https://doi.org/10.19163/1994-9480-2021-1(77)-144-149)
5. Otto NYu. Clinical cases of delayed growth in children and adolescents of the astrakhan region. *Journal of VolgSMU*. 2021; 1(18):144-149.
<https://doi.org/Jcrpe.Galenos.2020.2020.0091>
6. Prokop-Piotrkowska M. Traditional and new methods of bone age assessment-an overview. *Journal of clinical research in pediatric endocrinology*. 2021; 13(3): 251-262.
<https://doi.org/10.1007/S00330-018-5792-5>
7. Alshamrani K. Is the greulich and pyle atlas applicable to all ethnicities? a systematic review and meta-analysis. *European Radiology*. 2019; 29(6): 2910-2923.
<https://doi.org/10.1016/J.Jflm.2013.11.011>
8. Mansourvar M. The applicability of greulich and pyle atlas to assess skeletal age for four ethnic groups. *Journal Of Forensic And Legal Medicine*. 2014; 22: 26-29.
<https://doi.org/Fped.2023.1137960>
9. Nang K. M. Forensic age estimation in living children: how accurate is the greulich-pyle method in sabah, east malaysia? *Frontiers In Pediatrics*. 2023; 11.
<https://doi.org/10.1148/Radiol.2017170236>
10. Larson DB. Performance of a deep-learning neural network model in assessing skeletal maturity on pediatric hand radiographs. *Radiology*. 2018; 1(287): 313-322.
<https://doi.org/10.3348/Kjr.2020.0941>
11. Lee BD. Automated bone age assessment using artificial intelligence: the future of bone age assessment. *Korean Journal Of Radiology*. 2021; 22(5): 792-800.
<https://doi.org/10.1038/S41598-022-10292-Y>
12. Martin DD. Accuracy and self-validation of automated bone age determination. *Scientific reports*. 2022; 1(12).
<https://doi.org/10.1148/Ryai.2020190198>
13. Pan I. Rethinking greulich and pyle: a deep learning approach to pediatric bone age assessment using pediatric trauma hand radiographs. *Radiology: Artificial Intelligence*. 2020; 4(2): 1-9.
<https://doi.org/10.1016/J.Media.2016.10.010>
14. Spampinato C. Deep learning for automated skeletal bone age assessment in x-ray images. *Medical image analysis*. 2017; 36: 41-51.
<https://doi.org/10.3389/Fped.2022.818061>
15. Wang X. Artificial intelligence-assisted bone age assessment to improve the accuracy and consistency of physicians with different levels of experience. *Frontiers In Pediatrics*. 2022; 10.
<https://doi.org/10.1210/jc.2009-2057>
16. Zemel BS. Height adjustment in assessing dual energy x-ray absorptiometry measurements of bone mass and density in children. *The Journal of Clinical Endocrinol-*

ogy & Metabolism. 2010; 95(3): 1265-1273.

17. Gordon RJ, Misra M, Mitchell DM. Osteoporosis and Bone Fragility in Children. In: Feingold KR, Anawalt B, Blackman MR, et al. Editors. Endotext [Internet]. South Dartmouth (MA): MDTText.com, Inc.; 2000.

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK593436/>

<https://doi.org/10.21045/1811-0185-2023-4-28-41>

18. Vasilyev YuA. Fundamental principles of standardiza-

tion and systematization of data sets for machine learning in medical diagnostics. *Healthcare Manager*. 2023; 4: 28-41 [In Russ].

<https://doi.org/10.17816/DD321971>

19. Vasilyev YuA. Methodology for testing and monitoring software based on artificial intelligence technologies for medical diagnostics. *Digital diagnostics*. 2023; 4(3): 252-267 [In Russ].

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ:

РЕЗНИКОВ ДМИТРИЙ НИКОЛАЕВИЧ - [ORCID: 0009-0004-8730-883X]

аспирант 2 курса,

Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы

«Научно-практический центр диагностики и телемедицинских

технологий ДЗМ»

(ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»),

127051 Российская Федерация, г. Москва, ул. Петровка, 24 стр. 1;

КУЛИГОВСКИЙ ДМИТРИЙ ВАДИМОВИЧ - [ORCID: 0009-0000-9824-6073]

инженер,

Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы

«Научно-практический центр диагностики и телемедицинских

технологий ДЗМ»

(ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»),

127051 Российская Федерация, г. Москва, ул. Петровка, 24 стр. 1;

ВОРОНЦОВА ИННА ГЕННАДЬЕВНА - [ORCID: 0000-0001-5657-9371]

врач-детский эндокринолог,

Российская детская клиническая больница - филиал федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Российский национальный исследовательский медицинский университет имени Н.И. Пирогова» МЗ РФ

(РДКБ - филиал ФГАОУ ВО РНИМУ им. Н.И. Пирогова МЗ РФ),

119571 Российская Федерация, г. Москва, Ленинский проспект, 117 корп. 1;

МАГОМЕДОВА ЗАЙНАБ МАГОМЕДОВНА - [ORCID: 0000-0001-6753-1525]

врач-рентгенолог,

Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы Городская клиническая больница №1 им. Н. И. Пирогова

ДЗМ (ГКБ №1 им Н.И. Пирогова)

119049 Российская Федерация, г. Москва, Ленинский проспект, 8;

аспирант 2 курса,

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования Первый Московский государственный медицинский университет имени И.М. Сеченова МЗ РФ (Сеченовский Университет)

119048 Российская Федерация, г. Москва, ул. Трубецкая, 8 стр. 2;

МЕДВЕДЕВ КОНСТАНТИН ЭДУАРДОВИЧ - [ORCID: 0009-0008-2612-4702]

инженер,

Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы

«Научно-практический центр диагностики и телемедицинских

технологий ДЗМ»

(ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»),

127051 Российская Федерация, г. Москва, ул. Петровка, 24 стр. 1;

ПЕТРЯЙКИН АЛЕКСЕЙ ВЛАДИМИРОВИЧ - [ORCID: 0000-0003-1694-4682]

д.м.н., главный научный сотрудник отдела стандартизации и контроля качества,

Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы

«Научно-практический центр диагностики и телемедицинских

технологий ДЗМ»

(ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»),

127051 Российская Федерация, г. Москва, ул. Петровка, 24 стр. 1;

ПЕТРЯЙКИНА ЕЛЕНА ЕФИМОВНА - [ORCID: 0000-0002-8520-2378]

д.м.н., врач-детский эндокринолог, врач-педиатр, директор,

Российская детская клиническая больница - филиал федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Российский национальный исследовательский медицинский университет имени Н.И. Пирогова» МЗ РФ (РДКБ - филиал ФГАОУ ВО РНИМУ им. Н.И. Пирогова МЗ РФ),
119571 Российская Федерация, г. Москва, Ленинский проспект, 117 корп. 1;

врач-детский эндокринолог,
Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы «Морозовская детская городская клиническая больница ДЗМ»
119049 Российская Федерация, г. Москва, 4-й Добрынинский переулок, 1/9;
заведующая кафедрой детской эндокринологии педиатрического факультета,
ФГАОУ ВО «Российский Национальный Исследовательский Медицинский Университет им. Н.И. Пирогова» МЗ РФ,

117513 Российская Федерация, г. Москва, ул. Островитянова, 1;
ЕРИЖОКОВ РУСТАМ АРСЕНЬЕВИЧ - [ORCID: 0009-0007-3636-2889]

руководитель отдела стандартизации и контроля качества 1,
Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы
«Научно-практический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗМ»
(ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»),

127051 Российская Федерация, г. Москва, ул. Петровка, 24 стр. 1;
аспирант,

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования Первый Московский государственный медицинский университет имени И.М. Сеченова МЗ РФ (Сеченовский Университет)
119048 Российская Федерация, г. Москва, ул. Трубецкая, 8 стр. 2;

ОМЕЛЯНСКАЯ ОЛЬГА ВАСИЛЬЕВНА - [ORCID: 0000-0002-0245-4431]

руководитель по управлению подразделениями Дирекции наука,
Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы
«Научно-практический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗМ»
(ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»),

127051 Российская Федерация, г. Москва, ул. Петровка, 24 стр. 1;

ВЛАДИМИРСКИЙ АНТОН ВЯЧЕСЛАВОВИЧ - [ORCID: 0000-0002-2990-7736]

д.м.н., профессор, заместитель директора по научной работе,
Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы
«Научно-практический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗМ»
(ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»),

127051 Российская Федерация, г. Москва, ул. Петровка, 24 стр. 1;

ВАСИЛЬЕВ ЮРИЙ АЛЕКСАНДРОВИЧ – [ORCID: 0000-0002-5283-5961]

к.м.н., директор,
Государственное бюджетное учреждение здравоохранения города Москвы
«Научно-практический центр диагностики и телемедицинских технологий ДЗМ»
(ГБУЗ «НПКЦ ДиТ ДЗМ»),

127051 Российская Федерация, г. Москва, ул. Петровка, 24 стр. 1.

Конфликт интересов, информация о клинической базе и финансировании

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Соблюдение прав пациентов и правил биоэтики.

Все пациенты подписали информированное согласие на участие в исследовании.

Данная работа подготовлена в рамках НИОКР «Разработка и создание аппаратно-программного комплекса для оппортунистического скрининга остеопороза» (№ ЕГИСУ:

123031400007–7) в соответствии с Приказом от 21.12.2022 г. № 1196 «Об утверждении государственных заданий, финансовое обеспечение которых осуществляется за счет средств

бюджета города Москвы государственным бюджетным (автономным) учреждениям подведомственным Департаменту здравоохранения города Москвы, на 2023 год и плановый период 2024 и 2025 годов» Департамента здравоохранения города Москвы.
